4Д

УДК 004.89, 004.93

А.В. Дьяченко, К.В. Мурыгин
Институт проблем искусственного интеллекта МОН Украины и НАН Украины, г. Донецк
kir@iai.donetsk.ua

Оптимизация шаблонов изображений символов методом векторного приближения в задаче распознавания автомобильных номеров

В статье рассмотрен метод векторного приближения для получения улучшенных шаблонов классов распознаваемых символов с наименьшей ошибкой классификации. Реализованный по данному методу алгоритм производит постепенное смещение вектора-изображения шаблона класса по направлению к векторам-изображениям ошибочно классифицированных символов таким образом, чтобы область, соответствующая данному классу, захватывала эти изображения.

Введение

В глобальной и непрерывной компьютеризации всех областей человеческой деятельности, которую мы имеем в последнее время, одну из важнейших проблем представляет распознавание образов (зрительных или звуковых) – основной задачи, с которой человек сталкивается в каждый момент своей жизни и которую решает с недоступной пока машинам легкостью.

Одной из таких областей человеческой деятельности являются различные сферы, касающиеся использования автотранспорта. Решение проблемы идентификации автомобиля по регистрационному номерному знаку является важным аспектом безопасности и контроля. Примером могут служить автотранспортные предприятия, заправочные станции, контроль скорости движения, автомобильные стоянки, контроль въезда на территорию предприятия и т.д.

В настоящее время существует большое количество таких систем, которые успешно применяются на территории нашей страны, в России, США, Японии, странах Европы и других развитых странах мира. На данный момент системы автоматического распознавания номеров автомобилей могут достигать наилучшей точности распознавания около 80 – 87%.

Для задач распознавания символов фиксированного стиля, например, печатных, в частности символов автомобильных номеров, очень подходит шаблонный метод распознавания символов [1]. Первым этапом работы шаблонного метода является преобразование отсканированного изображения в растровое (поточечное). Далее производится его сравнение со всеми имеющимися в базе системы шаблонами. Наиболее подходящим шаблоном считается тот, у которого будет наименьшее количество точек, отличных от исследуемого изображения. Шаблон для каждого класса обычно получают, усредняя изображения символов обучающей выборки. У этих методов достаточно высокая точность распознавания дефектных символов (склеенных или разорванных).

Одним из возможных путей повышения качества распознавания в системах автоматического распознавания автомобильных номеров является оптимизация шаблонов символов номеров.

Постановка задачи поиска оптимальных шаблонов

В задаче автоматического распознавания символов на этапе получения шаблонов классов используется набор изображений символов автомобильных номеров $\left\{I_{ij}^k, \gamma_k\right\}$, где I_{ij}^k – яркость i, j-го пикселя *k*-го класса, $k = \overline{1, N}$. Изображения имеют фиксированный размер *n* × *m* пикселей.

Усредненные шаблоны классов получают как математическое ожидание изображения в каждом классе:

$$M_k = \frac{1}{N_k} \sum_{i=1}^{Nk} I_{nm}^i .$$

Далее рассчитывается эффективность классификации на основе корреляционной меры с математическим ожиданием изображения в каждом классе $korr_{kl} = \frac{(I_{ij}^k, M_l) - M_i M_l}{\delta_{iI} \delta_{Ml}}$ и определяется матрица частот принятых решений следующего вида (табл. 1).

Таблица 1 – Матрица частот принятых решений при классификации изображений

Класс (l) / Класс (k)	1	2	3	…	N
1	E_1	O_{12}	O_{13}	O_{1l}	O_{1N}
2	O_{21}	E_2	O_{23}	O_{2l}	O_{2N}
3	O_{31}	O_{32}	E_3	O_{3l}	O_{3N}
…	O_{k1}	O_{k2}	O_{k3}	E_k	O_{kN}
N	O_{N1}	O_{N2}	O_{N3}	O_{Nl}	E_N

В приведенной таблице E_i – частота верного отнесения объекта к классу (эффективность распознавания), O_{kl} – частота ошибочного отнесения объекта *k*-класса к классу l.

Задачей является разработка алгоритма расчета оптимальных шаблонов, с помощью которого на основе корреляционной меры можно максимально уменьшить ошибку классификации, т.е. выполнить условия $E_i = \max,\ i = \overline{1, N}$ или, что то же самое, $O_{kl} = \min,\ k = \overline{1, N},\ l = \overline{1, N}$.

Алгоритм оптимизации шаблонов на основе векторного приближения

Для оптимизации шаблонов были опробованы такие известные способы обработки изображений, как алгоритмы бинаризации, скелетизации, выбор наиболее часто встречающихся яркостей пикселей, удаление наиболее непротиворечивых пикселей [2], [3]. Ни один из этих алгоритмов не показал лучшего, чем на основе усредненных шаблонов результата распознавания для всех символов: при улучшении показателей распознавания одного класса символов значительно ухудшались показатели распознавания других символов.

Одним из авторов статьи был предложен метод векторного приближения, основанный на представлении изображения в виде *k*-мерного радиус-вектора в простран-

стве яркостных признаков, где в качестве координат вектора выступают значения яркости пикселей данного изображения, и следовательно, размерность вектора равна количеству пикселей изображения:

$$V_k = \left\{ I_{ij} \right\}, \; i = \overline{1,n}, \; j = \overline{1,m}, \; k = \overline{1,K}, \; K = n \cdot m.$$

Тогда задачу оптимизации шаблонов символов с помощью метода векторного приближения можно представить следующим образом (рис. 1): имеется k-мерное пространство, в котором каждое изображение представлено вектором. Изображения ограничены областями, соответствующими классам, к которым они принадлежат, центр каждой области – это изображение-шаблон класса, по которому производится классификация.

Необходимо так рассчитать центр области C_A, чтобы объект X, принадлежащий классу A и ошибочно отнесенный к классу B, при вычислении меры близости к этим классам был бы верно классифицирован.

Решение задачи в данном случае сводится к тому, чтобы постепенно сдвигать центр области класса A в направлении объекта X, приближая вектор шаблона класса C_A к вектору ошибочно распознанного изображения.

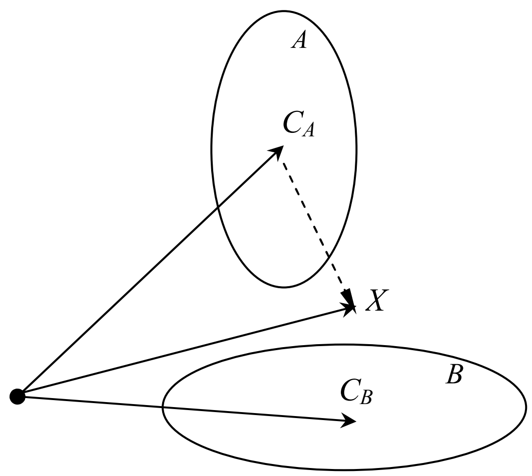


Рисунок 1 – Геометрический смысл метода векторного приближения для решения задачи оптимизации шаблонов классов

Ниже приведен алгоритм оптимизации шаблонов символов с помощью векторного приближения (рис. 2):

1. Определить списки файлов ошибочно классифицированных изображений.
2. Для каждого i-го класса определить вектор шаблона – $\overline{OA}$.
3. Для каждого j-го изображения i-го класса, ошибочно отнесенного к другому классу, определить вектор ошибки – $\overline{OB}$.
4. С помощью операции вычитания векторов шаблона и ошибки определить вектор направления оптимизации $\overline{AB} = \overline{OB} - \overline{OA}$.
5. Умножить вектор AB на заданный шаг приближения $step$ и получить вектор приближения $\overline{AA'} = \overline{AB} \cdot step$.
6. С помощью операции сложения вектора шаблона и вектора приближения определить новый вектор шаблона $\overline{\mathrm{OA}'} = \overline{OA} + \overline{AA'}$.
7. Принять полученный вектор $\overline{OA'}$ как исходный и посчитать эффективность распознавания с новым шаблоном.

8 а). Если эффективность распознавания не меньше эффективности распознавания на предыдущем шаге, то новый шаблон сохранить, приближение инкрементировать и перейти к шагу 4.

8 б). Иначе восстановить предыдущий шаблон, выбрать из списка ошибочно классифицированных изображений следующее и перейти к шагу 3.

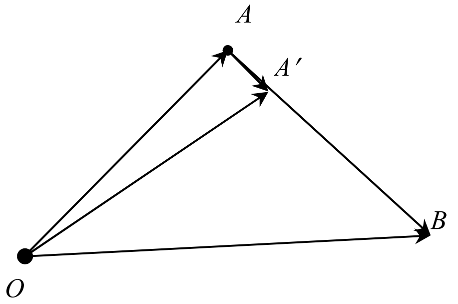


Рисунок 2 – Вычисление вектора оптимизированного шаблона

Алгоритм заканчивает свое выполнение, когда рассмотрены все ошибочно классифицированные изображения для всех классов.

Недостаток алгоритма: смещение центра области одного класса, например *A*, к объекту этого класса, ошибочно отнесенного к классу *B*, может привести к пересечению области класса *A* и области класса *B*, и объекты класса *B*, находящиеся на границе областей, могут быть ошибочно отнесены к классу *A*.

Реализация алгоритма векторного приближения и результаты его работы

При реализации алгоритма векторной оптимизации шаблонов указанный выше недостаток алгоритма был устранен следующим образом: оптимизация каждого следующего шаблона не затрагивала предыдущий. То есть для каждой следующей оптимизации шаблона i-го класса выбирались те ошибочно распознанные изображения, которые были отнесены к классам, номер которых больше i.

Таким образом, оптимизация проводилась по матрице частот принятых решений сверху вниз, устраняя ошибки классификации справа от главной диагонали матрицы, и снизу вверх, устраняя ошибки классификации слева от главной диагонали (табл. 1).

Также была реализована возможность улучшения одного выбранного шаблона по всем классам в случае необходимости улучшения качества распознавания отдельно взятого класса символов.

С помощью метода векторного приближения были оптимизированы шаблоны символов автомобильных номеров. Показатели эффективности распознавания на основе оптимизированных шаблонов по сравнению с усредненными шаблонами улучшились на 0,3 – 9%. Для некоторых классов удалось достичь частоты верно принятых решений в 100% случаев.

Полученные в результате работы алгоритма оптимизированные шаблоны символов представлены на рис. 3. Для сравнения на рис. 3 также приведены усредненные шаблоны, которые были исходными изображениями для оптимизации.

Результаты распознавания символов автомобильных номеров (цифр и букв) на основе оптимизированных шаблонов и на основе усредненных шаблонов представлены в виде диаграмм на рис. 4.

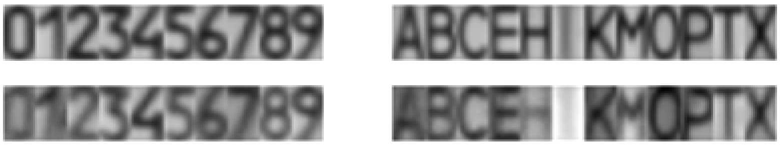


Рисунок 3 – Усредненные шаблоны символов автомобильных номеров (в верхнем ряду) и оптимизированные шаблоны символов (в нижнем ряду) для цифр и букв

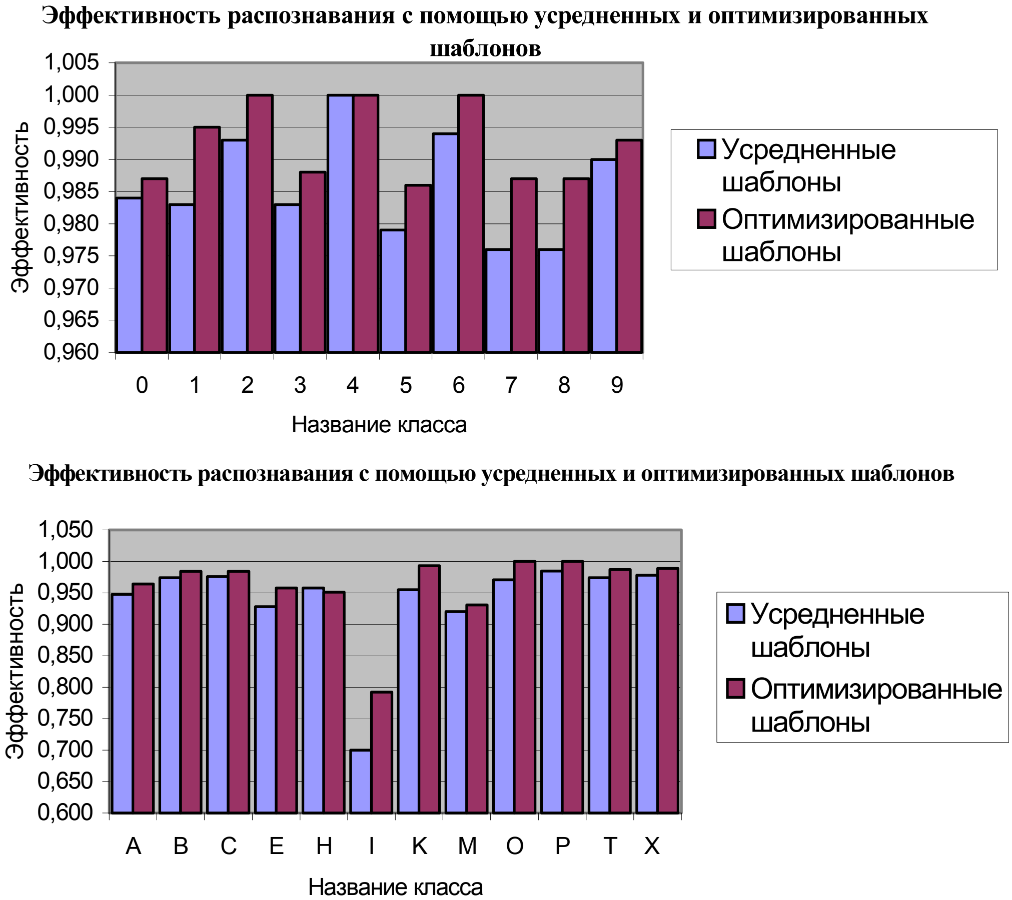


Рисунок 4 – Результаты распознавания символов автомобильных номеров с помощью оптимизированных и усредненных шаблонов для цифр и букв

Реализация алгоритма выявила большие затраты времени, необходимые для его работы, зависящие от входных данных (количества классов и количества изображений в обучающей выборке) по формуле:

$$T = N \cdot \sum_{i}^{N} (k_i \cdot \sum_{j}^{N} t_{ij}),$$

где N – количество классов, k_i – количество изображений i-го класса в обучающей выборке, t_{ij} – количество изображений i-го класса, ошибочно отнесенных к j-му классу.

Так как создание шаблонов производится один раз на этапе предварительной обработки, то выполнение этого алгоритма не является критичным ко времени выполнения.

Данный алгоритм можно модифицировать с целью ускорения его работы, заменив множество ошибочно отнесенных к конкретному классу изображений их усредненным значением.

Заключение

Рассмотренный в статье метод векторного приближения для оптимизации шаблонов символов постепенно подстраивает средние шаблоны под изображения обучающей выборки, не затрагивая уже оптимизированные шаблоны и, таким образом, исключает ухудшение качества распознавания одних классов символов при улучшения качества распознавания других.

Предложенный метод векторного приближения улучшает показатели распознавания символов обучающей выборки на 0,3 – 9%, возможна и такая подстройка шаблона, которая даст стопроцентное распознавание символов данного класса.

Хотя данный метод разрабатывался и испытывался для задачи распознавания символов автомобильных номеров, он также может использоваться в любых других задачах подобного типа.

Алгоритм гибок и имеет множество возможностей для внесения улучшений и модификаций, необходимых для конкретной задачи.

Недостатком алгоритма, реализующего метод векторных приближений, является достаточно большая временная сложность, зависящая от объема входных данных.

Литература

1. Афонасенко А.В. Обзор методов распознавания структурированных символов / А.В. Афонасенко, А.И. Елизаров // Доклады ТУСУРа. – 2008. – № 2 (18), ч. 1.
2. Гонсалес Р. Цифровая обработка изображений / Р. Гонсалес, Р. Вудс. – М. : Техносфера, 2005. – 1073 с.
3. Травин А. Технологии оптического распознавания текстов. [Электронный ресурс] / А. Травин. – Режим доступа : http://travin.msk.ru/arc/OCR.html

А.В. Дьяченко, К.В. Муригін

Оптимізація шаблонів зображень символів методом векторного наближення у задачі розпізнавання автомобільних номерів

У статті розглянуто метод векторного наближення для здобуття поліпшених шаблонів класів розпізнаваних символів з найменшою помилкою класифікації. Реалізований за даним методом алгоритм здійснює поступовий зсув вектора-зображення шаблона класу у напрямку до векторів-зображень помилково класифікованих символів так, щоб область, відповідна даному класу, захоплювала ці зображення.

A.V. Djachenko, K.V. Murygin

Optimization of Character Image Templates by the Method of Vector Approach in the Task of Car Number Recognition

In the article the method of the vector approximation is considered to provide the improved templates of classes of recognizable characters with the least error of classification. The algorithm realized on this method produces the gradual displacement of vector-image of template of class towards the vectors-images of the characters classified by mistake so that an area appropriated, proper this class, took these images.

Статья поступила в редакцию 27.05.2010.